System Engineering and Productivity/ 2025/ Vol.5/ No.1/ 113-134

System Engineering and Productivity

DOI: 10.22034/sep.2025.2050780.1253

# A Data-driven Hybrid Approach for Examining the Factors Influencing the Price of EUA during Phase IV of the EUETS

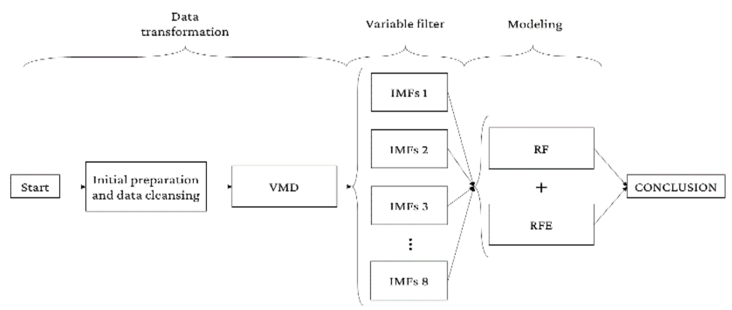
**Nasser Safaie[1*], Yasin Heidari Soochelmai[2], Majid Mirzaee Ghazani[3]**

[1] Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran
[2] Ph.D. Student, Department of Industrial Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran
[3] Associate Professor, Department of Industrial Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

## HIGHLIGHTS

- A hybrid approach was developed to predict fluctuations in EU Allowance prices.
- Features such as the Dow Jones Industrial Index were identified as key factors.
- Highly accurate predictions were achieved in medium- and long-term time scales.

## GRAPHICAL ABSTRACT




## ARTICLE INFO

*Article history:*
Article Type: Research paper
Received: 15 January 2025
Rrevised: 8 February 2025
Accepted: 17 February 2025
Available online: 17 February 2025
*Correspondence: nsafaie@kntu.ac.ir

*How to cite this article:*
Safaie, N., Ghazani, M. M. & Soochelmai, Y. H. (2025). A Data-driven hybrid approach for examining the factors influencing the price of EUA during phase IV of the EUETS. *System Engineering and Productivity*, 5(1), 113-134.

*Keywords:*
EU Allowances (EUAs)
Feature Selection
Data-Driven Hybrid Approach
Variational Mode Decomposition (VMD)
Recursive Feature Elimination (RFE)

## ABSTRACT

The price of EU Allowances (EUAs) serves as a mechanism for managing greenhouse gas emissions, influenced by various factors such as economic, financial, political, and other indicators. This study assesses the impact of 31 different energy, financial, and commodity indices on EUA prices. To achieve this, a hybrid data-driven approach is employed. Initially, the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) algorithm cleans the relevant data. Subsequently, the Variational Mode Decomposition (VMD) method decomposes the indices into intrinsic mode functions (IMFs). These IMFs are categorized into three-time scales: short-term, medium-term, and long-term. Next, by integrating Recursive Feature Elimination (RFE) and Random Forest (RF) with cross-validation, the most influential features across these time scales are selected. The results demonstrate that the model achieves higher accuracy in medium-term and long-term time scales. Forecasting the price fluctuations of EUAs using these hybrid approaches can contribute to more precise and timely decision-making in policy formulation and investment strategies.

## 1. Introduction

Observing climate change to be a challenge both to the environment and economy, many nations have established economic instruments to tackle its impacts. Command-and-control measures and carbon pricing mechanisms are the most salient policies put into practice. While both mechanisms target the mitigation of its negative effects and impose charges on firms that cause environmental damage, climate change is deemed a market failure because it cannot be incorporated into the cost of pricing. Among these, schemes of emissions trading are more robust instruments of emissions reduction, given their demonstrated ability to secure reductions. The value of such schemes has been accepted internationally, and they have been embedded in key provisions of international climate agreements (Energy, 2015). The European Union's Emissions Trading System (EU ETS) is an international carbon market created to reduce carbon emissions. The EU Allowance (EUA) is a carbon emission permit that can be traded directly. When the emissions of a company are higher than its allocated allowance, it can buy the permits; if they are less than the allowance, it can sell them. Since the launch of EUA futures contracts, their volatility has been of particular interest to academic circles, high-emission firms, and governments. Accurate forecasting of EUA volatility can assist investors or emitting companies in maintaining economically viable market timing strategies for selling or buying emission allowances and assist regulators in steering the carbon market efficiently towards its development. Therefore, identification of the predictive factors is highly appealing to managers and investors since it clarifies the mechanics of the carbon volatility. Existing literature demonstrates that a wide range of exogenous variables have an impact on the volatility of the European carbon market (Wang et al., 2023).

This study focuses on examining drivers of the carbon market under Phase 4 of the EU ETS. In October 2014, the EU agreed on the first items of the 2030 Climate and Energy Framework in order to meet the EU's contribution to the Paris Agreement (European Commission, 2019). The EU's Nationally Determined Contribution set three main targets to be achieved by 2030: reducing greenhouse gas emissions by at least 40% (compared to 1990 levels), having at least 32% of renewable energy sources, and improving energy efficiency by at least 32.5%. For the EU ETS to achieve the goal of a 40% reduction in emissions in covered sectors, the EU ETS will require a 43% reduction in emissions from covered sectors. Significant reforms were made to the EU ETS for Phase 4, which took effect in April 2018 when operations began on January 1, 2021. Phase 4 aims to accelerate emission reductions, promote low-carbon technology development, and enhance the energy sector (European Commission, 2018). Additionally, Phase 4 is expected to improve further the scheme's performance and flexibility in response to changes and maintaining sound market equilibrium, addressing the primary disadvantage of earlier phases (Clara, 2018). The research question here is:

- What are the most critical determinants of EUA price volatility under Phase 4 of the EU ETS?
- How crucial are they?
- What are the challenges in EUA price volatility forecasting?

## 2. Methodology

This study employs a mixed-method approach with both quantitative and qualitative methods to identify and examine determinants of EUA price volatility in Phase 4 of the EU ETS. The time-series data spanning 2021-2023 were collected using European carbon market databases and energy market indices for the quantitative phase. Information included EUA prices, energy prices (e.g., Brent crude oil, Richards Bay coal, UK natural gas, and electricity indices), and financial market indicators (e.g., stock indices). Econometric models, namely Vector Autoregression (VAR) and Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH), were used to measure volatility spillovers and dynamic correlations. The qualitative process involved a literature review of academic papers and EU policy reports and was coded with thematic analysis using MAXQDA software. Thematic analysis adopted a six-step procedure: familiarization with the data, initial coding, theme identification, theme networking, analysis, and reporting. The research aligned results of the two stages to develop a general model of EUA price volatility drivers.

To obtain the best results with respect to the available variables, this article first cleaned the data. Before cleaning the data, the data was checked for stationarity using the enhanced Dickey-Fuller test, which showed that the data was stationary according to the output of this test. In the first stage, the missing values of each variable were found, and among them, the variables that had more than 30% of the data as missing values had to be removed. Since there was no data with more than 30% of the missing values, all these

values were passed to the next stage. To check the normality of the data distribution, the Yeo-Johnson transformation was applied to all data columns. This transformation was chosen because of its ability to model non-normal data (including negative and zero values). Q-Q-plot was used to check the normality of the transformed and predicted data. The results of these studies showed that the data distribution improved and became much closer to the normal distribution. After removing the missing values, in the next step of data cleaning, the integrated moving average autoregressive method was used to predict the missing values. In this method, the available data were used to fit the integrated moving average autoregressive model with parameters (1,1,0) and then the missing values were predicted for each variable. If this model was unable to predict the missing values, the value replacement method using the forward filling filter was used to complete the incomplete data. Also, after removing the missing values, in order to reduce the effects of collinearity between the independent variables using the variance inflation coefficient method, variables whose variance inflation coefficient value was higher than 10 were removed in stages to prevent instability in the estimation of the model coefficients. After this step, the Dow Jones Industrial Average, Nickel Futures, and S&P 500 indices were removed from the rest of the research process. This step was the final phase of data cleaning, after which the outputs of this step will be the inputs to the variable state decomposition algorithm.

## 3. Results and Discussion

Researchers have dug into what makes the prices of European Union Allowances (EUAs) in the EU Emissions Trading System (ETS) so unpredictable during its fourth phase. By using thematic analysis and econometric modeling, they've pinpointed the key factors behind these price fluctuations, their importance, and the challenges that come with them. Here's a breakdown in simpler terms:

1. **Energy Market Prices:** The prices of energy sources like Brent crude oil, coal, natural gas, and electricity play a big role in how much EUA prices bounce around. Brent crude oil has the biggest impact, while coal has the smallest. The connection between energy and carbon markets isn't static—it changes over time. During economic or geopolitical crises, these markets tend to move more in sync, amplifying price swings (Aslam et al., 2023). Also, as commodity futures trading has become more open, it's led to more volatility and uncertainty, tying EUA prices closer to coal, oil, and gas prices (Liu, 2024).
2. **Financial Market Indices:** Stock markets and EUA prices have a complex relationship. In earlier phases of the EU ETS, European stock indices and carbon prices often moved in opposite directions. But by 2015, this flipped, and they started moving together (Jiménez-Rodríguez, 2019). Before the European debt crisis, stock prices had a stronger short-term effect on EUA prices. After the crisis, their influence stretched to medium- and long-term impacts (Li et al., 2021).
3. **Policy and Regulatory Changes:** EU climate policies, like the 2.2% yearly reduction in emission caps during Phase 4, have a big impact on EUA prices by making allowances scarcer. While these policy updates help stabilize the market over time, they can cause price jumps when first rolled out (Clara, 2018).
4. **Macroeconomic and Geopolitical Events:** Big economic downturns or geopolitical events, like the Russia-Ukraine conflict, shake up energy supply and demand, which in turn makes EUA prices more volatile. This happens because carbon markets are closely tied to energy markets (Chen & Zhong, 2024).

As key Findings, the research shows that energy prices, especially Brent crude oil, are the biggest drivers of EUA price swings. Policy changes come in second, while stock market indices have a moderate effect that depends on the time frame. Geopolitical events matter too, but their impact varies by situation. Some challenges include the ever-changing nature of these market connections, limited data for short-term studies, and the difficulty of modeling how these markets interact. The study stresses the need for better forecasting tools to keep up with these shifting dynamics (Liu, 2024).

Recommendations are:

- **For Investors and Companies:** Use predictive models that factor in energy and stock market trends to make smarter EUA trading decisions.
- **For Regulators:** Focus on clear and consistent policies to keep the market stable and transparent.
- **For Researchers:** Build more advanced models to better understand and predict these ever-changing market relationships.

## 4. Conclusions

In this study, using advanced methods such as variable state decomposition and recursive feature elimination in combination with the random forest model, an attempt was made to analyze and predict the price fluctuations of EU subsidies. By processing and predicting the missing values of the data through the integrated moving average model of missing data autoregression, a cleaned data frame was created. Then, by separating the data into several different time scales (short-term, medium-term and long-term) and extracting features from the frequency components of the time series, a more accurate forecast for prices was obtained. In the next step, the random forest model was used to simulate the effect of different features on the dependent variable and by applying recursive feature elimination, the best features were selected. The results showed that at different time scales, features such as the Dow Jones Industrial Average, the European Stock Index and natural gas were of high importance. Especially in the medium- and short-term time scale, the model achieved more accurate predictions with $R^2$ higher than 0.997, mean square error less than 0.05, and root mean square error less than 0.02, indicating the high power of the model in simulating price behavior. The results obtained from different models show that forecasting EU subsidy price fluctuations using these combined approaches can contribute to more accurate and timely policy and investment decisions. For future research, it is suggested that other models such as XG Boost be used in addition to recursive feature removal. It is also possible to increase the range of feature selection and examine what effect increasing the number of features and using new features will have on the model's prediction. It is also possible to test different scenarios to examine the model's performance, considering geopolitical conditions and other global crises.

## Funding

This research received no external funding.

## Author contributions

All authors have had equal roles and contributions to the article.

## Conflicts of interest

There are no conflicts of interest associated with this research.

## Acknowledgments

We are grateful to all colleagues who provided insights and expertise that greatly assisted this research. We also thank the anonymous reviewers for their valuable suggestions to improve the paper.

## References

Aslam, F., Ali, I., Amjad, F., Ali, H., & Irfan, I. (2023). On the inner dynamics between fossil fuels and the carbon market: A combination of seasonal-trend decomposition and multifractal cross-correlation analysis. *Environmental Science and Pollution Research, 30*(10), 25873–25891. https://doi.org/10.1007/s11356-022-23924-7

Chen, X., & Zhong, J. (2024). Impacts of external factors on EUA price volatility in EU Emission Trading System. *Frontiers in Environmental Science, 12*, Article 1323516. https://doi.org/10.3389/fenvs.2024.1323516

Clara, S. D. (2018). EU ETS phase IV reform: Implications for system functioning and for the carbon price signal. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.3215485

Energy, I. E. A. (2015). *Climate change: World energy outlook special briefing for COP21*. International Energy Agency.

European Commission. (2018). *Revision for phase 4 (2021–2030)*. https://ec.europa.eu/clima/policies/ets/revision_en

European Commission. (2019). *2030 climate & energy framework*. https://ec.europa.eu/clima/policies/strategies/2030_en

Jiménez-Rodríguez, R. (2019). What happens to the relationship between EU allowances prices and stock market indices in Europe? *Energy Economics, 81*, 13–24. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.03.002

Li, P., Zhang, H., Yuan, Y., & Hao, A. (2021). Time-varying impacts of carbon price drivers in the EU ETS: A TVP-VAR analysis. *Frontiers in Environmental Science, 9*, Article 651791. https://doi.org/10.3389/fenvs.2021.651791

Liu, S. (2024). Dynamic correlations between carbon futures and energy futures markets. *Advances in Economics, Management and Political Sciences, 91*, 120–129. https://doi.org/10.54254/2754-1169/91/20241086

Wang, J., Guo, X., Tan, X., Chevallier, J., & Ma, F. (2023). Which exogenous driver is informative in forecasting European carbon volatility: Bond, commodity, stock or uncertainty?

*Energy Economics, 117*, Article 106419. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2022.106419

مهندسی سیستم و بهره‌وری/ سال ۱۴۰۴/ دوره ۵/ شماره ۱/ صفحه ۱۱۳-۱۳۴

نشریه مهندسی سیستم و بهره‌وری

DOI: 10.22034/sep.2025.2050780.1253

# ارائه یک رویکرد ترکیبی داده محور برای بررسی عوامل اثرگذار بر قیمت کربن طی فاز چهارم طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا

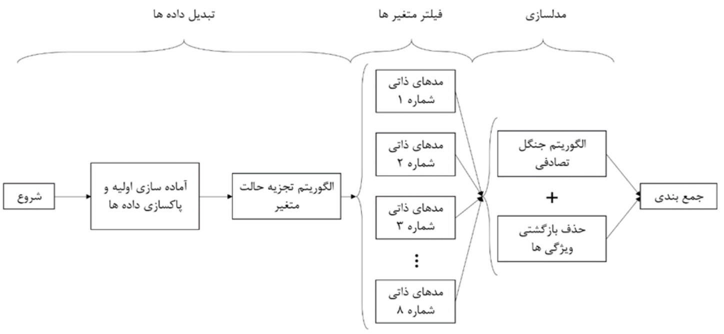
**ناصر صفایی [1]*، یاسین حیدری سوچلمائی [2]، مجید میرزایی قزانی [3]**

[1] استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

[2] دانشجوی دکتری، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

[3] دانشیار، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

## چکیده گرافیکی




## چکیده

قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا یک راهکار به‌منظور مدیریت انتشار گازهای گلخانه‌ای می‌باشد، عوامل بسیاری نظیر شاخص‌های اقتصادی، مالی، سیاسی و ... می‌تواند بر آن اثرگذار باشد. پژوهش پیش رو در نظر دارد تا میزان اثرگذاری ۳۱ شاخص مختلف انرژی، مالی و کالاهای اساسی را بر آن بررسی نماید. ازاین‌رو با یک استفاده روش ترکیبی داده محور به بررسی این امر می‌پردازد. در ابتدا با استفاده از الگوریتم میانگین متحرک یکپارچه خود رگرسیون به پاک‌سازی داده‌های مربوط به آن می‌پردازد و پس‌ازآن با روش تجزیه حالت متغیر بخش‌های مختلف این شاخص‌ها را تجزیه می‌نماید و یک سری مد ذاتی به دست می‌آورد، پس‌ازآن این مدها در سه مقیاس زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت قرار می‌گیرند، سپس با استفاده از ادغام حذف بازگشتی ویژگی‌ها و جنگل تصادفی با در نظر گرفتن اعتبارسنجی متقابل اقدام به انتخاب بهترین ویژگی‌ها در این سه مقیاس گرفته می‌شود. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد در مقیاس زمانی میان‌مدت و بلندمدت، مدل موفق به پیش‌بینی با دقت بیشتر می‌باشد و پیش‌بینی نوسانات قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا با استفاده از این رویکردهای ترکیبی، می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر و به‌موقع درزمینه سیاست‌گذاری و سرمایه‌گذاری کمک کند.

## برجسته‌ها

- یک رویکرد ترکیبی برای پیش‌بینی نوسانات قیمت کمک‌هزینه‌های اتحادیه اروپا توسعه داده شد.
- ویژگی‌هایی مانند شاخص صنعتی داوجونز، به‌عنوان عوامل کلیدی شناسایی شدند.
- پیش‌بینی‌هایی با دقت بالا در مقیاس‌های زمانی میان‌مدت و بلندمدت حاصل شد.

## مشخصات مقاله

**تاریخچه مقاله:**

نوع مقاله: علمی پژوهشی

دریافت: ۱۴۰۳/۱۰/۲۶

بازنگری: ۱۴۰۳/۱۱/۲۰

پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۲۹

ارائه برخط: ۱۴۰۳/۱۱/۲۹

*نویسنده مسئول:

nsafaie@kntu.ac.ir

**کلیدواژه‌ها:**

کمک‌هزینه اتحادیه اروپا

انتخاب شاخص‌های اثرگذار

رویکرد ترکیبی داده محور

تجزیه حالت متغیر

حذف بازگشتی ویژگی‌ها

## ۱- مقدمه

با تأکید بر اینکه تغییرات آب و هوایی نه‌تنها به‌عنوان یک چالش زیست‌محیطی بلکه یک چالش اقتصادی نیز شناخته می‌شود، کشورهای مختلف، ابزارهای اقتصادی متعددی را برای مبارزه با اثرات نامطلوب آن معرفی کرده‌اند. در این زمینه، شناخته‌شده‌ترین سیاست‌های ارائه‌شده، اقدامات دستوری و کنترل و مکانیسم‌های قیمت‌گذاری کربن است. ازآنجایی‌که تغییرات آب و هوایی به‌عنوان یک شکست بازار در نظر گرفته می‌شود که نتیجه ناتوانی در انعکاس هزینه‌های آن درروش قیمت‌گذاری است، هردوی این دو روش مبتنی بر مقابله با اثرات نامطلوب تغییرات آب و هوایی و درعین‌حال یک جزء هزینه را برای شرکت‌هایی تشکیل می‌دهند که مسئول تخریب محیط‌زیست است. در میان این شیوه‌ها، طرح‌های تجارت انتشار به‌عنوان ابزارهای قوی‌تر ازنظر کاهش انتشار ظاهر می‌شوند، زیرا قابلیت آن‌ها برای اطمینان در کاهش انتشار شناسایی‌شده است. اهمیت این طرح‌ها نیز مورد اذعان جامعه بین‌المللی قرارگرفته است و به همین دلیل، این سازوکار، مفاد و مقررات مربوطه در تمامی موافقت‌نامه‌های بین‌المللی حیاتی که در چارچوب تغییرات اقلیمی ایجادشده‌اند، دخیل بوده است (Energy, 2015).

سیستم تجارت آلاینده‌های اتحادیه اروپا[1] اولین بازار تجارت کربن در سراسر جهان است و هدف آن کاهش انتشار کربن است. کمک‌هزینه اتحادیه اروپا[2] نشان‌دهنده مجوز انتشار کربن است و می‌تواند به‌طور مستقیم معامله شود. به‌طور خاص، انتشار کربن دی‌اکسید یک شرکت اگر از مقدارمجاز انتشار آن شرکت بیشتر شود، می‌تواند آن را بخرد و بالعکس درصورتی‌که کمتر باشد می‌تواند آن را به فروش رساند. از زمان آغاز قرارداد آتی کمک‌هزینه اتحادیه اروپا، نوسانات آن موردتوجه جوامع علمی، شرکت‌هایی که انتشار کربن بالایی دارند و دولت قرارگرفته است. پیش‌بینی دقیق نوسانات کمک‌هزینه اتحادیه اروپا می‌تواند به سرمایه‌گذاران یا شرکت‌های منتشرکننده کربن کمک کند تا ازنظر اقتصادی استراتژی‌های زمان‌بندی بازار را برای خرید یا فروش مجوزهای انتشار خود نگه‌دارند و به تنظیم‌کننده‌ها کمک کند تا توسعه بازار کربن را به‌طور مؤثر هدایت کنند؛ بنابراین، کشف عوامل پیش‌بینی کننده برای سرمایه‌گذاران و مدیران بسیار جذاب است، زیرا این امر پویایی نوسانات کربن را بیشتر مشخص می‌کند. مطالعات موجود نشان می‌دهند که مجموعه بزرگی از متغیرهای برون‌زا می‌توانند نوسانات بازار کربن اروپا را تحریک کنند (Wang et al., 2023).

همان‌طور که در شکل **۱** می‌توان متوجه شد، قیمت یک کمک‌هزینه اتحادیه اروپا که در بازار کربن دی‌اکسید اروپا مبادله شده است، بین ۰ تا ۳۰ دلار آمریکا از سال ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۷ متناوب بوده و در بیشتر قسمت‌ها در پایین این منطقه قرار دارد (Burtraw & Themann, 2019).




**شکل ۱.** روند قیمتی کمک‌هزینه اتحادیه اروپا طی فاز ۱ الی فاز ۴ طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا.

**Figure 1.** Price trend of the EU subsidy during phases 1 to 4 of the EU Emissions Trading Scheme.

این الگو در سال ۲۰۱۸ زمانی که قیمت‌ها به‌شدت از ۹ دلار به بالای ۲۵ دلار آمریکا بین ژانویه و سپتامبر افزایش یافت، کاملاً تغییر کرد. با توجه به ساختار خاص طرح سقف و تجارت، این نوع مسیر قیمت غیرمنتظره است. طراحی جدید طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا به ضریب کاهش ۲.۲ درصدی سالانه نیاز دارد که باعث رسیدن انتشار صفر در چهار دهه آینده می‌شود (Flachsland et al., 2017). ازآن‌رو که پژوهش پیش رو درصدد بررسی عوامل اثرگذار بر بازار کربن طی فاز ۴ طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا می‌باشد پس در ادامه به بررسی ویژگی‌های این فاز پرداخته خواهد شد.

در اکتبر ۲۰۱۴، عناصر اولیه چارچوب اقلیمی و انرژی ۲۰۳۰ اتحادیه اروپا به تصویب رسید تا مشارکت ملی اتحادیه اروپا را به توافقنامه پاریس برساند (European Commission, 2019). مشارکت ملی اتحادیه اروپا سه هدف اساسی را تعیین کرده است که باید تا سال ۲۰۳۰ محقق شود:

[1] EU ETS
[2] EUA

- کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای به میزان حداقل ۴۰ درصد (در مقایسه با سطوح سال ۱۹۹۰)
- به دست آوردن حداقل ۳۲ درصد برای منابع تجدید پذیر
- افزایش بهره‌وری انرژی با حداقل ۳۲/۵٪

برای برآورده کردن هدف کاهش ۴۰ درصدی گازهای گلخانه‌ای، طرح‌های تجارت انتشار اتحادیه اروپا باید کاهش انتشار ۴۳ درصدی را در بخش‌های محصور در این طرح ایجاد کند. برای رسیدن به این هدف، بازنگری‌های قابل‌توجهی در طرح‌های تجارت انتشار اتحادیه اروپا برای فاز ۴ ارائه شد که درنهایت در آوریل ۲۰۱۸ با تاریخ آغاز به کار ۱ ژانویه ۲۰۲۱ وارد عمل شد. هدف فاز ۴ تقویت سرعت کاهش انتشار و تأمین بودجه نوآوری کربن-کم و ارتقاء بخش انرژی است (European Commission, 2018).

علاوه بر این، اجرای فاز ۴ قرار است به‌طور معناداری عملکرد طرح را بهبود بخشد و همچنین انعطاف‌پذیری آن را برای پاسخ به تغییرات و حفظ تعادل بازار مناسب بهبود بخشد که یکی از کمبودهای اصلی طرح در مراحل اولیه آن بوده است (Clara, 2018).

## ۲- مرور ادبیات

یکی از مهم‌ترین عوامل اثرگذار بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا قیمت بازارهای انرژی می‌باشد. مقالات متعددی به بررسی اثرگذاری قیمت‌های انرژی بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا پرداخته‌اند (Creti et al., 2012; Lutz et al., 2013; Dhamija et al., 2018; Duan et al., 2021). ازاین‌رو می‌توان اثر قیمت‌های انرژی بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا را در دسته‌های مختلف موردبررسی قرارداد. مرجع (Chevallier et al., 2019) به بررسی اثرات قیمت‌های انرژی نظیر برق بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا پرداخته است. همچنین مرجع (Gong et al., 2021) به بررسی اثرات قیمت‌های آتی نفت، زغال‌سنگ و گاز طبیعی بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا پرداخته است. مرجع (Lovcha et al., 2022) نیز به بررسی قیمت‌های نفت، زغال‌سنگ، گاز طبیعی، الکتریسیته و سهم سوخت‌های فسیلی بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا پرداخته است. مرجع (Aslam et al., 2023) نیز به بررسی اثرات چهار بازار اصلی انرژی در اروپا یعنی نفت خام برنت، زغال‌سنگ خلیج ریچاردز، گاز طبیعی بریتانیا و شاخص برق بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا پرداخته است. نتایج آن نشان می‌دهد نفت خام برنت بیشترین و زغال‌سنگ خلیج ریچارد کمترین کارایی را در بین شاخص‌های موردبررسی دارد. مرجع (Liu et al., 2023) به بررسی پیوندهای نوسان بین بازار کمک‌هزینه اتحادیه اروپا و بازارهای انرژی در اروپا پرداخته است، این مرجع به این نکته اشاره می‌نماید که باگذشت زمان همبستگی‌های نوسانات بین دو بازار به طرز قابل‌توجهی متفاوت است. مرجع (Liu, 2024) به بررسی همبستگی‌های پویا بین قیمت آتی کمک‌هزینه اتحادیه اروپا و بازارهای آتی انرژی می‌پردازد. این مطالعه نشان می‌دهد که مالی سازی معاملات آتی کالا منجر به افزایش نوسانات قیمت و عدم اطمینان بیشتر در بازار شده است، به‌ویژه ارتباط قیمت‌های اتحادیه اروپا با قیمت‌های انرژی مانند زغال‌سنگ، نفت خام و گاز را برجسته می‌کند. پژوهش وی بر اهمیت درک اینکه چگونه نوسانات قیمت انرژی می‌تواند بر قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا تأثیر بگذارد، به‌ویژه با توجه به سیاست‌های آب و هوایی اتحادیه اروپا، تأکید می‌کند.

مرجع (Chen & Zhong, 2024) تأکید می‌کند که قیمت‌های کمک‌هزینه اتحادیه اروپا نسبت به تغییرات در پویایی بازار انرژی حساس هستند که می‌تواند منجر به نوسانات قیمت کربن به دلیل وابستگی متقابل بین این بازارها شود. این حساسیت به‌ویژه در مواقع بحران‌های اقتصادی یا رویدادهای مهم ژئوپلیتیکی که بر عرضه و تقاضای انرژی تأثیر می‌گذارد، مرتبط است. از بازارهای مالی می‌توان به شاخص اثرگذار دیگر بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا نام برد، هرچند تعداد مقالات و پژوهش‌های شاخص‌های انرژی بسیار بیشتر از شاخص‌های مالی است اما از اثرگذاری این شاخص‌ها نیز نمی‌توان گذشت. مرجع (Chevallier, 2009) به بررسی ارتباط بین بازده سود سهام و کمک‌هزینه اتحادیه اروپا پرداخته است و طبق نتایجی که به دست می‌آورد، یک همبستگی منفی بین شاخص سهام اتحادیه اروپا و قیمت کربن به دست می‌آورد. مرجع (Creti et al., 2012) عوامل تعیین‌کننده بر قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا را در طول فاز ۱ و فاز ۲ طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا موردبررسی قرار می‌دهد. آن مرجع از شاخص سهام به‌عنوان یکی از عوامل

اصلی اثرگذار بر قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا طی فاز ۲ طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا نام می‌برد. مرجع (Jiménez-Rodríguez, 2019) نیز به بررسی علیت بین بازارهای سهام و قیمت‌های نقدی کمک‌هزینه اتحادیه اروپا طی سه فاز اول طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا می‌پردازد، او پس از بررسی این علیت طی سه فاز به رابطه مثبت این دو شاخص تا سال ۲۰۱۵ پی می‌برد.

مرجع (Li et al., 2021) نیز به بررسی اثرات قیمت سهام بر بازار قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا پرداخته است، آن مرجع این تغییرات را قبل از و بعد از بحران بدهی اروپا موردمطالعه قرار داده است و به این نتیجه رسیده است که قبل از این بحران تأثیر قیمت سهام بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا در کوتاه‌مدت بسیار بیشتر از میان‌مدت و بلندمدت بوده است ولی این تأثیر پس‌ازاین بحران برعکس شده و اثرات بلندمدت و میان‌مدت پس از بحران بیشتر از کوتاه‌مدت بوده است. مرجع (Huang et al., 2023) نیز به بررسی رابطه قیمت انرژی و شاخص‌های کلان اقتصادی و قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا طی سال‌های ۲۰۱۳ الی ۲۰۲۰ می‌پردازد، آن مرجع این نتیجه را می‌گیرد که همبستگی بین شاخص‌های کلان اقتصادی و قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا در طول زمان افزایش می‌یابد. مرجع (Zhang, 2024) تأثیر فناوری بلاک چین بر بازارهای مالی را موردبحث قرار می‌دهد و بر پتانسیل آن برای افزایش کارایی و ثبات بازار تأکید می‌کند. درحالی‌که این مطالعه در درجه اول بر پیشرفت‌های فنّاورانه متمرکز است، همچنین به این موضوع می‌پردازد که چگونه نوآوری‌ها در بازارهای مالی می‌توانند بر رفتارهای تجاری در بازارهای کربن، ازجمله بازار اتحادیه اروپا، تأثیر بگذارند. وی نتیجه می‌گیرد که ادغام فن‌آوری‌های جدید می‌تواند به مکانیسم‌های تجاری کارآمدتر منجر شود و به‌طور بالقوه پویایی نحوه قیمت‌گذاری و مبادله ذخایر کربن را تغییر دهد.

قیمت‌های انرژی خود جزو کالاهای اساسی به‌حساب می‌آیند، اما می‌توان کالاهای اساسی غیر از انرژی را نیز در دسته‌بندی جدایی برای بررسی قرارداد. مرجع (Tan et al., 2020) به بررسی ارتباط نوسانات بازار کمک‌هزینه اتحادیه اروپا با کالاهای اساسی غیر انرژی می‌پردازد و به این نتیجه می‌رسد که بازار کمک‌هزینه اتحادیه اروپا ارتباط نزدیکی با کالاهای اساسی غیر انرژی دارد. مرجع (Adekoya et al., 2021) به بررسی ارتباط نوسانات بازار کمک‌هزینه اتحادیه اروپا و کالاهای اساسی نظیر طلا، نقره، مس و یک سری شاخص‌های دیگر پرداخته‌اند. همچنین (Wang et al., 2023) تأثیر ۴۵ عامل برون‌زای مختلف را در پیش‌بینی نوسانات کمک‌هزینه اتحادیه اروپا موردبررسی قرار داده است که ۱۲ مورد از این عوامل مربوط به بازار کالاهای اساسی شامل طلا، نقره، آلومینیوم، مس، سرب و ... می‌باشد. نتایج آن نشان می‌دهد شاخص طلای گلدمن ساکس می‌تواند بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا اثرگذار باشد. مرجع (Adediran et al., 2024) به درک چگونگی عملکرد فلزات گران‌بها به‌عنوان تنوع دهنده و ابزار پوشش در طول بحران کمک می‌کند. نتیجه به‌دست‌آمده تحقیق آن‌ها برای سرمایه‌گذاران و سیاست‌گذاران ارزشمند است، به‌ویژه در بازار کمک‌هزینه اتحادیه اروپا، جایی که درک تعامل بین قیمت‌گذاری کربن و بازارهای کالا برای مدیریت ریسک مؤثر و استراتژی‌های سرمایه‌گذاری ضروری است. روش‌های گوناگونی برای انتخاب ویژگی‌ها کلیدی تاکنون استفاده‌شده است (Farajian & Farajian, 2022). با استفاده از انتخاب ویژگی به‌پیش بینی قیمت سنگ‌آهن پرداخته است. همچنین با در نظر گرفتن شاخص‌های مختلف به بررسی فعالیت‌های پژوهشی در شرکت گاز خراسان جنوبی پرداخته است (Salehi et al., 2024). پژوهش پیش رو قصد دارد تا از روش‌های داده محور برای انتخاب بهترین ویژگی‌های اثرگذار بر قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا استفاده نماید.

تجزیه حالت متغیر[1] یک تکنیک پردازش سیگنال قدرتمند است که به‌طور گسترده برای انتخاب ویژگی در کاربردهای مختلف، ازجمله تحلیل بازار کمک‌هزینه اتحادیه اروپا استفاده‌شده است (Dutta et al., 2020). یکی از مزایای کلیدی استفاده از تجزیه حالت متغیر برای انتخاب ویژگی، توانایی آن در مدیریت سیگنال‌های غیرخطی و غیرثابت است که در داده‌های سری زمانی مالی رایج هستند (Ban et al., 2023). تجزیه حالت متغیر می‌تواند به‌طور مؤثر سیگنال ورودی را به مجموعه‌ای از توابع حالت ذاتی تجزیه کند که هرکدام یک باند فرکانسی خاص را نشان می‌دهند (Zhang & Shen, 2023). این

[1] VMD

اجازه می‌دهد تا ویژگی‌های مربوطه از اجزای سیگنال تجزیه‌شده استخراج شود.

مرجع (Salmani Bideskan et al., 2023) به بررسی شاخص توده بدنی آتش‌نشانان با در نظر گرفتن مشکل هم خطی چندگانه پرداخته‌اند. در پژوهش پیش رو با استفاده از حذف بازگشتی ویژگی‌ها[1] تا حدودی به رفع همچین مشکلی پرداخته خواهد شد. همچنین حذف بازگشتی ویژگی‌ها یک تکنیک محبوب انتخاب ویژگی است که به‌طور گسترده در حوزه‌های مختلف استفاده‌شده است. حذف بازگشتی ویژگی‌ها یک فرآیند تکراری است که به‌صورت بازگشتی حداقل ویژگی‌های مهم را حذف می‌کند تا زمانی که به تعداد مطلوب ویژگی‌ها برسد (Senan et al., 2021). یکی از مزایای کلیدی استفاده از حذف بازگشتی ویژگی‌ها برای انتخاب ویژگی، توانایی آن در مدیریت مجموعه داده‌های با ابعاد بالا است که یک چالش رایج در تجزیه‌وتحلیل بازارهای مالی است (Ahmad et al., 2023). مطالعات بسیاری کاربرد حذف بازگشتی ویژگی‌ها را برای انتخاب ویژگی در زمینه تجزیه‌وتحلیل داده‌های مالی موردبررسی قرار داده‌اند. به‌عنوان‌مثال، (Dutta et al., 2020) از حذف بازگشتی ویژگی‌ها برای ارزیابی ریسک بازار کمک‌هزینه اتحادیه اروپا استفاده کرده است و اثربخشی این تکنیک را در شناسایی مهم‌ترین ویژگی‌ها برای پیش‌بینی رفتار بازار نشان داد. ادغام حذف بازگشتی ویژگی‌ها و تجزیه حالت متغیر پتانسیل زیادی در بهبود عملکرد مدل‌های پیش‌بینی نشان داده است (Ban et al., 2023) مطالعات بسیاری کاربرد ادغام حذف بازگشتی ویژگی‌ها و تجزیه حالت متغیر را در حوزه‌های مختلف موردبررسی قرار داده‌اند، ازجمله تجزیه‌وتحلیل داده‌های مالی (Dutta et al., 2020)، کاربردهای زیست و غیره (Li et al., 2019). این مطالعات اثربخشی رویکرد ترکیبی را در بهبود دقت طبقه‌بندی و کاهش ابعاد فضای ویژگی نشان داده‌اند (Minocha & Singh, 2022). یکی از مزایای کلیدی ادغام حذف بازگشتی ویژگی‌ها و تجزیه حالت متغیر برای انتخاب ویژگی، توانایی آن‌ها در مدیریت مجموعه داده‌های با ابعاد بالا است که یک چالش رایج در تجزیه‌وتحلیل بازارهای مالی مانند کمک‌هزینه اتحادیه اروپا است (Ahmad et al., 2023). حذف بازگشتی ویژگی‌ها می‌تواند به‌طور مؤثر فضای جستجو را هدایت کند و مرتبط‌ترین ویژگی‌ها را شناسایی کند، درحالی‌که تجزیه حالت متغیر می‌تواند سیگنال را به عملکردهای حالت ذاتی خود تجزیه کند و به‌طور مؤثر اجزای مختلف مخلوط شده در سیگنال را از هم جدا کند (Pinto et al., 2021). همچنین ادغام حذف بازگشتی ویژگی‌ها و جنگل تصادفی در چندین مطالعه موردبررسی قرارگرفته است که اثربخشی رویکرد ترکیبی را در انتخاب ویژگی و مدل‌سازی پیش‌بینی نشان می‌دهد. ادغام حذف بازگشتی ویژگی‌ها و جنگل تصادفی می‌تواند به‌طور مؤثر مجموعه داده‌های با ابعاد بالا را مدیریت کند و مرتبط‌ترین ویژگی‌ها را شناسایی کند (Aghakhani et al., 2023). همان‌طور که اشاره شد قیمت حامل‌های انرژی، بازارهای مالی و کالاهای اساسی می‌تواند بر قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا اثر بگذارد. در بین مقالاتی موردبررسی اما تأثیر این عوامل در فاز چهارم طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا بررسی نشده است. همچنین در مقالات و پژوهش‌های گذشته در هر دسته شاخص‌هایی وجود دارد که موردبررسی قرار نگرفته است که در پژوهش پیش رو قرار بر آن است تا از این شاخص‌ها نیز در کنار سایر شاخص‌ها استفاده شود و میزان اثرگذاری این شاخص‌ها نیز بر کمک‌هزینه اتحادیه اروپا موردبررسی قرار گیرد. همچنین جای خالی ترکیب روش‌های تجزیه حالت متغیر در کنار حذف بازگشتی ویژگی‌ها و جنگل تصادفی در تحقیقاتی که در انتخاب ویژگی‌ها کلیدی کمک‌هزینه اتحادیه اروپا حس می‌شود.

این پژوهش قصد دارد در مرحله اول با استفاده از الگوریتم میانگین متحرک یکپارچه خود رگرسیون[2] به پاک‌سازی داده‌های اثرگذار بر قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا طی فاز چهارم طرح تجارت آلایندگی اتحادیه اروپا بپردازد و پس‌ازآن با استفاده از روش تجزیه حالت متغیر مدهای ذاتی داده‌ها را به دست آورد و پس از به دست آوردن این مدهای ذاتی با استفاده از حذف بازگشتی ویژگی‌ها و جنگل تصادفی بهترین ویژگی‌های اثرگذار بر این متغیر را طی این فاز به دست آورد.

[1] RFE

[2] ARIMA

**جدول ۱.** جدول مرور ادبیات پژوهش

**Table 1.** Research literature review table

| نویسنده | متغیرها | فاز موردبررسی | روش حل |
|---|---|---|---|
| Chevallier et al., 2019 | انرژی | فاز ۳ | رویکرد کاپولا مشروط |
| Adekoya et al., 2021 | انرژی، مالی و اقتصادی، کامودیتی | فاز ۲ و ۳ | رویکردهای پیوستگی نوسانات |
| Duan et al., 2021 | انرژی | فاز ۳ | کوانتایل- کوانتایل |
| Gong et al., 2021 | انرژی | فاز ۲ و ۳ | خود رگرسیون پارامتر برداری متغیر بازمان با نوسانات تصادفی و تابع پاسخ ضربه‌ای |
| Li et al., 2021 | انرژی، مالی و اقتصادی | فاز ۲ و ۳ | خود رگرسیون برداری پارامتر متغیر بازمان |
| Lovcha et al., 2022 | انرژی | فاز ۲ و ۳ | تجزیه‌وتحلیل پاسخ ضربه-تجزیه‌های فرکانس واریانس |
| Huang et al., 2023 | انرژی، مالی و اقتصادی | فاز ۳ | رگرسیون حداقل مربعات جزئی |
| Aslam et al., 2023 | انرژی | فاز ۳ و ۴ | آنالیز نوسانات چندفرکتالی و تجزیه‌وتحلیل همبستگی متقابل |
| Liu et al., 2023 | انرژی | فاز ۲ و ۳ | دی سی سی ام وی گارچ و روش شاخص سرریز |
| Wang et al., 2023 | مالی و اقتصادی، کامودیتی | فاز ۲ و ۳ | مدل‌های شاخص انتشار و روش‌های یادگیری نظارت‌شده |
| Adediran et al., 2024 | کامودیتی | فاز ۴ | مدل رگرسیون آستانه پانل پویا |
| پژوهش حاضر | انرژی، مالی و اقتصادی، کامودیتی | فاز ۴ | ترکیب روش‌های تجزیه حالت متغیر، جنگل تصادفی و حذف بازگشتی ویژگی‌ها |

## ۳- داده‌ها و تجزیه‌وتحلیل توصیفی

با توجه به مطالعات انجام‌شده در ادبیات، اثرات متغیرهای مختلف در سه دسته کلی قیمت انرژی، بازارهای مالی و قیمت کالاهای اساسی که مجموعاً ۳۱ شاخص را شامل می‌شود بر قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا درنظرگرفته خواهد شد. سعی بر آن بوده است تا از متغیرهایی استفاده شود که در سایر مقالات طی سه فاز اول سیستم تجارت آلاینده‌های اتحادیه اروپا (طی سال‌های ۲۰۰۵ الی ۲۰۲۰) اثرگذاری خوبی بر قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا گذاشته‌اند. همچنین در کنار این متغیرها سعی شد از متغیرهای دیگری که به نسبت کمتر استفاده‌شده‌اند (مثل شاخص‌های صنعتی کالاهای اساسی داو جونز، قیمت کالاهای اساسی نظیر سرب و زینک و ...) نیز استفاده شود.داده‌های موردبررسی شامل قیمت روزانه موارد اشاره‌شده در بازه زمانی ۱۳ ژانویه ۲۰۲۰ تا ۳ اکتبر ۲۰۲۴ که تحت سیستم تجارت آلاینده‌های اتحادیه اروپا قرار دارند، می‌باشد. این داده‌ها از وب‌سایت Investing.com استخراج شده‌اند که یک پلتفرم شناخته‌شده در حوزه اطلاعات مالی و بازارهای جهانی است. توضیحات تکمیلی از متغیرهای اشاره‌شده را در جدول **۲** می‌توانید مشاهده نمایید. با درک متغیرهای موردبررسی، لازم است کاوش دقیقی از داده‌های انتخاب‌شده داشته باشیم؛ بنابراین تحلیل داده‌های آماری برای متغیرهای منتخب در این بخش انجام‌شده است. نتایج تجزیه‌وتحلیل آماری در جدول **۳** و **۴** نشان داده‌شده است. با توجه به جدول فوق شاخص‌های مربوط به گاز طبیعی چولگی و کشیدگی بسیار بالایی از خود نشان داده‌اند. همچنین طلا، اورانیوم، نیکل و زینک نیز کشیدگی بسیار بالایی دارند. با توجه به مقادیر به‌دست‌آمده به نظر می‌رسد که شاخص‌های فوق دارای مقادیر پرت زیادی می‌باشند. همچنین با توجه به مقادیر انحراف از معیار متغیرهایی نظیر نفت برنت، دبلیو تی آی و ... می‌توانند حساسیت مدل را افزایش دهند.

**جدول ۲.** متغیرهای موردبررسی

**Table 2.** Variables under study

| متغیر | توصیف متغیر |
|---|---|
| EUA (Y) | European Union Allowances index (USD). |
| Brent Oil Future | Futures contract price for Brent crude oil (USD). |
| Crude Oil WTI Future | Futures contract price for West Texas Intermediate crude oil (USD). |
| Heating Oil Future | Futures contract price for heating oil (USD). |
| London Gas Oil Future | Futures contract price for London gas oil (USD). |
| Natural Gas Future NYMEX | Futures price of natural gas on the NYMEX exchange (USD). |
| Natural Gas Future ICE | Futures price of natural gas on the Intercontinental Exchange (ICE) (USD). |
| Newcastle Coal Future | Futures contract price for Newcastle coal (USD). |
| Rotterdam Coal Futures | Futures contract price for Rotterdam coal (USD). |
| Richards Bay Coal Future | Futures contract price for Richards Bay coal (USD). |
| DJ Electricity Index | Dow Jones electricity index. |
| FTSE 350 Electricity | FTSE 350 electricity sector index. |
| European Renewable Energy | Index tracking renewable energy companies in Europe. |
| Gold Futures | Futures contract price for gold (USD). |
| Silver Futures | Futures contract price for silver (USD). |
| Copper Futures | Futures contract price for copper (USD). |
| Platinum Futures | Futures contract price for platinum (USD). |
| Aluminium | Aluminium spot price or futures contract price (USD). |
| Palladium Futures | Futures contract price for palladium (USD). |
| USD/EUR | Exchange rate between USD and EUR. |
| USD/GBP | Exchange rate between USD and GBP. |
| Uranium Future | Futures price for uranium (USD). |
| Lead Futures | Futures price for lead (USD). |
| Nickel Futures | Futures price for nickel (USD). |
| Zinc Futures | Futures price for zinc (USD). |
| Gasoline RBOB Futures | Reformulated gasoline blendstock for oxygenate blending (RBOB) futures price (USD). |
| Dow Jones Industrial Average | Dow Jones Industrial Average (DJIA) index tracking U.S. industrial companies. |
| S&P 500 | Standard & Poor's 500 index tracking 500 major U.S. companies. |
| NASDAQ Composite | NASDAQ Composite index tracking U.S. technology and growth companies. |
| Euro Stoxx 50 | European blue-chip stock index tracking the 50 largest companies in the Eurozone. |
| Dow Jones Commodity | Dow Jones commodity index tracking general commodity prices. |
| DJ Commodity Industrial Metal | Dow Jones commodity index for industrial metals. |

**جدول ۳.** تجزیه‌وتحلیل آماری بخش ۱

**Table 3.** Statistical analysis of Part 1

| متغیر | انحراف از معیار | میانه | میانگین |
|---|---|---|---|
| EUA (Y) | ۹/۷۳ | ۱۶/۶۵ | ۱۶/۴۶ |
| Brent oil future | ۲۰/۶۸ | ۷۸/۸۴ | ۷۵/۰۳ |
| Crude oil wti future | ۲۰/۶۱ | ۷۴/۳۷ | ۷۱/۰۷ |
| Heating oil future | ۰/۸۵ | ۲/۴۵ | ۲/۴۳ |
| London gas oil future | ۲۳۷/۰۰ | ۷۲۱/۷۵ | ۷۰۳/۱۴ |
| Natural gas future nymex | ۱/۸۸ | ۲/۸۵ | ۳/۶۰ |
| Natural gas future ICE | ۱۲۴/۳۴ | ۱۰۹/۶۷ | ۱۵۲/۰۲ |
| Newcastle coal future | ۱۱۳/۱۱ | ۱۴۰/۳۵ | ۱۷۴/۶۰ |
| Rotterdam Coal Futures | ۹۱/۸۷ | ۱۱۷/۵۵ | ۱۴۱/۰۵ |
| Richards Bay Coal Future | ۸۱/۸۷ | ۱۱۰/۸۵ | ۱۴۰/۳۹ |
| DJ Electricity Index | ۲۵/۸۴ | ۳۱۱/۵۰ | ۳۱۲/۷۰ |
| FTSE 350 Electricity | ۱۶۲۱/۴۰ | ۱۲۷۰۸/۴۵ | ۱۲۴۱۷/۷۲ |
| European Renewable Energy | ۴۹۶/۷۶ | ۲۴۲۳/۶۰ | ۲۳۶۱/۲۵ |
| Gold Futures | ۲۲۲/۹۰ | ۱۸۶۸/۹۰ | ۱۹۱۹/۷۸ |

ادامه **جدول ۳**.

**Table 3.** Continued.

| متغیر | انحراف از معیار | میانه | میانگین |
|---|---|---|---|
| Silver Futures | ۳/۶۴ | ۲۳/۸۸ | ۲۳/۶۷ |
| Copper Futures | ۰/۶۴ | ۳/۸۸ | ۳/۸۱ |
| Platinum Futures | ۱۰۲/۶۵ | ۹۶۶/۳۵ | ۹۷۶/۲۳ |
| Aluminium | ۴۲۴/۸۱ | ۲۳۰۶/۷۵ | ۲۳۲۲/۰۴ |
| Palladium Futures | ۵۷۷/۲۶ | ۱۹۴۹/۴۵ | ۱۸۴۲/۶۸ |
| USD/EUR | ۰/۰۵ | ۰/۹۱ | ۰/۹۰ |
| USD/GBP | ۰/۰۴ | ۰/۷۸ | ۰/۷۸ |
| Uranium future | ۲۱/۰۴ | ۴۹/۰۰ | ۵۰/۵۰ |
| Lead Futures | ۱۷۷/۸۲ | ۲۰۹۹/۵۰ | ۲۰۸۳/۲۶ |
| Nickel Futures | ۵۵۳۹/۹۷ | ۱۸۶۳۵/۵۰ | ۱۹۶۴۴/۳۱ |
| Gasoline RBOB Futures | ۰/۵۶ | ۲/۱۹ | ۲/۰۵ |
| Dow Jones Industrial Average | ۶۸۵/۱۵ | ۴۱۷۴/۵۵ | ۴۱۷۶/۹۲ |
| S&P 500 | ۶۸۵/۱۵ | ۴۱۷۴/۵۵ | ۴۱۷۶/۹۲ |
| NASDAQ Composite | ۲۳۹۳/۸۳ | ۱۳۲۸۳/۶۰ | ۱۳۱۲۲/۹۶ |
| Euro Stoxx 50 | ۶۲۵/۳۴ | ۴۵۲۹/۸۲ | ۴۴۳۵/۰۱ |
| Dow Jones Commodity | ۱۸۵/۷۸ | ۹۶۱/۷۳ | ۹۰۴/۷۰ |
| DJ Commodity Industrial metal | ۲۶/۹۶ | ۱۶۴/۳۵ | ۱۶۱/۸۸ |

**جدول ۴**. تجزیه‌وتحلیل آماری بخش ۲

**Table 4.** Statistical analysis of Section 2

| متغیر | کشیدگی | چولگی |
|---|---|---|
| EUA (Y) | -۰/۸۰ | -۰/۳۴ |
| Brent Oil Future | -۰/۰۱ | -۰/۴۱ |
| Crude Oil Wti Future | ۰/۶۷ | -۰/۵۰ |
| Heating Oil Future | -۰/۴۳ | ۰/۱۴ |
| London Gas Oil Future | -۰/۵۸ | ۰/۰۳ |
| Natural Gas Future Nymex | ۱/۰۲ | ۱/۴۰ |
| Natural Gas Future ICE | ۲/۳۳ | ۱/۴۹ |
| Newcastle Coal Future | -۰/۰۵ | ۱/۰۸ |
| Rotterdam Coal Futures | ۰/۷۶ | ۱/۲۸ |
| Richards Bay Coal Future | ۱/۱۲ | ۱/۴۲ |
| DJ Electricity Index | ۰/۴۶ | ۰/۲۳ |
| Ftse 350 Electricity | ۰/۱۶ | -۰/۷۲ |
| European Renewable Energy | -۰/۴۰ | ۰/۲۱ |
| Gold Futures | ۱/۵۷ | ۱/۲۹ |
| Silver Futures | ۰/۲۷ | -۰/۲۷ |
| Copper Futures | -۰/۱۵ | -۰/۷۵ |
| Platinum Futures | ۰/۹۴ | ۰/۴۱ |
| Aluminium | ۰/۵۵ | ۰/۳۴ |

ادامه **جدول ۴**.

**Table 4.** Continued.

| متغیر | کشیدگی | چولگی |
|---|---|---|
| Palladium Futures | -۱/۰۹ | -۰/۱۶ |
| USD/EUR | -۰/۲۷ | ۰/۱۴ |
| USD/GBP | ۰/۱۲ | ۰/۳۸ |
| Uranium Future | -۰/۲۲ | ۰/۸۹ |
| Lead Futures | -۰/۰۷ | -۰/۴۹ |
| Nickel Futures | ۱۵/۲۲ | ۲/۳۳ |
| Gasoline RBOB Futures | -۰/۸۵ | -۰/۳۸ |
| Dow Jones Industrial Average | -۰/۰۹ | ۰/۰۲ |
| S&P 500 | -۰/۰۹ | ۰/۰۲ |
| NASDAQ Composite | -۰/۴۱ | -۰/۰۲ |
| Euro Stoxx 50 | -۰/۴۸ | -۰/۳۸ |
| Dow Jones Commodity | -۰/۲۲ | -۰/۷۸ |
| DJ Commodity Industrial metal | ۰.۲۱ | -۰/۴۷ |

## ۴- روش حل

### ۴-۱- پاک‌سازی داده‌ها

برای به دست آوردن بهترین نتیجه با توجه به متغیرهای موجود، این مقاله ابتدا به پاک‌سازی داده‌ها پرداخته است. قبل از پاک‌سازی داده‌ها با استفاده از آزمون دیکی فولر تقویت‌شده[1] ایستایی داده‌ها بررسی شده است که با توجه به خروجی این آزمون مشخص شد که داده‌ها از ایستایی برخوردارند. در مرحله اول مقادیر گمشده هر متغیر را یافته است و دراین‌بین متغیرهایی که بیش از ۳۰ درصد داده‌های آن را مقادیر گمشده تشکیل می‌دادند باید حذف می‌شدند، با توجه به اینکه داده‌ای با بیش از ۳۰ درصد مقادیر گمشده وجود نداشت تمامی این مقادیر به مرحله بعد راه یافتند. برای بررسی نرمال بودن توزیع داده‌ها از تبدیل یئو-جانسون بر روی تمامی ستون‌های داده اعمال شد. این تبدیل به دلیل توانایی آن در مدل‌سازی داده‌های غیر نرمال (شامل مقادیر منفی و صفر) انتخاب شد. برای بررسی نرمال بودن داده‌های تبدیل‌شده و پیش‌بینی‌شده، از کیو-کیو-پلات استفاده شد. نتایج این بررسی‌ها نشان داد که توزیع داده‌ها بهبودیافته و به توزیع نرمال بسیار نزدیک‌تر شده است. پس از حذف مقادیر گمشده، در مرحله بعدی پاک‌سازی داده‌ها، از روش میانگین متحرک یکپارچه خود رگرسیون برای پیش‌بینی مقادیر گمشده استفاده شده است. در این روش، از داده‌های موجود برای برازش مدل میانگین متحرک یکپارچه خود رگرسیون با پارامترهای (۱,۱,۰) بهره‌برداری گردید و سپس مقادیر گمشده برای هر متغیر پیش‌بینی شدند. درصورتی‌که این مدل قادر به پیش‌بینی مقادیر گمشده نباشد، از روش جایگزینی مقادیر با استفاده از فیلتر پر کردن جلو[2] استفاده گردید تا داده‌های ناقص تکمیل شوند. همچنین پس از حذف مقادیر گمشده، به‌منظور کاهش اثرات هم‌خطی بین متغیرهای مستقل با استفاده از روش ضریب تورم واریانس[3] متغیرهایی که مقدار ضریب تورم واریانس آن‌ها بالاتر از ۱۰ بود، به‌صورت مرحله‌ای حذف شدند تا از بی‌ثباتی در برآورد ضرایب مدل جلوگیری شود. پس از این مرحله شاخص‌های Dow Jones Industrial Average، Nickel Futures و S&P 500 از ادامه پروسه پژوهش حذف گردیدند. این مرحله فاز نهایی پاک‌سازی داده‌ها بود و پس‌ازآن خروجی‌های این مرحله ورودی‌های الگوریتم تجزیه حالت متغیر خواهد بود.

### ۴-۲- الگوریتم تجزیه حالت متغیر

تجزیه حالت متغیر یک روش تحلیل سیگنال پیشرفته است که برای تجزیه سیگنال‌های پیچیده به مؤلفه‌های

[1] Augmented Dickey-Fuller

[2] forward fill

[3] VIF

ذاتی فرکانسی یا مدهای ذاتی به کار می‌رود. این روش با رویکرد بهینه‌سازی متغیر، محدودیت‌های روش‌های قدیمی مانند تجزیه حالت تجربی[1] را ندارد و مدهای فرکانسی پایدارتر و دقیق‌تری ارائه می‌دهد. این الگوریتم توسط (Dragomiretski & Zosso, 2013) توسعه داده‌شده است. توضیحات کلیدی این الگوریتم در ادامه شرح داده‌شده است:

- **تابع هدف:**

هدف اصلی در الگوریتم تجزیه حالت متغیر، تجزیه سیگنال اصلی $f(t)$ به $K$ مد فرکانسی $u_k(t)$ است، به‌طوری‌که هر مد دارای یک باند فرکانسی محدود و متمرکز باشد. این مسئله بهینه‌سازی با کمینه کردن یک تابع انرژی تعریف می‌شود که نمایانگر انحراف باندهای فرکانسی هر مد از مرکز فرکانسی آن است.

تابع هدف به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\min_{u_k, w_k} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + j\frac{1}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (۱)$$

که در آن:

| | |
|---|---|
| $u_k(t)$ | مدهای ذاتی |
| $w_k$ | مراکز فرکانسی هر مد |
| $\partial_t$ | مشتق زمانی |
| $\delta(t)$ | تابع ضربه |

- **اعمال محدودیت بازسازی سیگنال**

$$f(t) = \sum_k u_k(t) \quad (۲)$$

این محدودیت تضمین می‌کند که تجزیه تمام اطلاعات در سیگنال اصلی بدون ایجاد نویز یا از دست دادن جزئیات حفظ می‌شود.

- **حل مسئله بهینه‌سازی با روش‌های تکرارشونده**

برای حل مسئله تعریف‌شده، از تکنیک‌های بهینه‌سازی زیر استفاده می‌شود:

۱) معرفی لاگرانژ مضاعف: برای اعمال محدودیت بازسازی، عبارت لاگرانژی ذیل به مسئله اضافه می‌شود:

$$L(u_k, w_k, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + j\frac{1}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 \quad (۳)$$

که در آن:

| | |
|---|---|
| $\lambda$ | ضریب لاگرانژ |
| $\alpha$ | پارامتر تنظیم که سختی محدودیت‌های باند فرکانسی را تعیین می‌کند |

۲) بهینه‌سازی تکرارشونده با روش جهت متناوب ضریب[2]:

از روش ضریب جهت متناوب برای بهینه‌سازی تکراری استفاده می‌شود، در این روش به‌صورت پیوسته مدهای ذاتی، مراکز فرکانس و ضریب لاگرانژ به‌روزرسانی می‌شود. این فرآیند تا زمان همگرایی تکرار می‌شود، یعنی زمانی که تغییرات در حالت‌ها و فرکانس‌های مرکزی ناچیز می‌شوند.

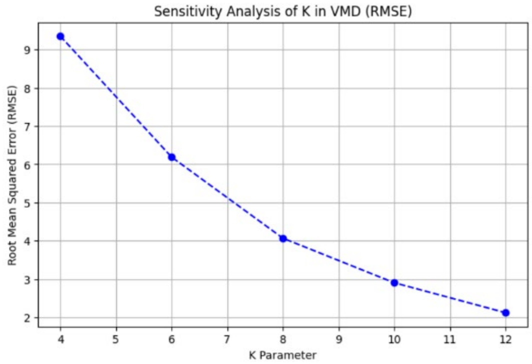
- **استخراج مدهای نهایی**

پس از اتمام فرآیند بهینه‌سازی، سیگنال اصلی $f(t)$ به $K$ مد تجزیه می‌شود؛ و هر مد $u_k(t)$ دارای یک باند فرکانسی محدود و رفتار متمایز است. به‌طورکلی، این روش (Dragomiretski & Zosso, 2013) پایداری بالایی در جداسازی فرکانس‌ها دارد و به دلیل استفاده از قیود بهینه‌سازی، نتایج دقیق‌تری ارائه می‌دهد. در ادامه این مقاله به بررسی مدهای ذاتی حاصل از الگوریتم تجزیه حالت متغیر خواهد پرداخت، با توجه به شرایط داده‌ها تعداد ۸ مد ذاتی در نظر گرفته‌شده است. در این مطالعه، برای اعمال تکنیک تجزیه حالت متغیر به‌منظور استخراج مؤلفه‌های مد ذاتی، پارامترهای بهینه مانند تعداد مدهای ذاتی و پارامتر تنظیم با استفاده از ترکیبی از روش‌های بهینه‌سازی و تجربی انتخاب شدند. به‌طور خاص، از کیو-کیو-پلات برای بررسی نرمال بودن داده‌ها پیش از اجرای تجزیه حالت متغیر استفاده گردید و از تکنیک‌های بهینه‌سازی در کنار روش‌های تجربی برای تعیین مقادیر مناسب مدهای ذاتی و پارامتر تنظیم بهره برده شد. همچنین به‌منظور بررسی عملکرد روش تحلیل حساسیت بر روی تعداد مدهای ذاتی و پارامتر تنظیم در دو حالت عادی و به همراه نویز صورت گرفت، برای انتخاب پارامترهای موردنظر ریشه میانگین مربعات خطا و

[1] EMD

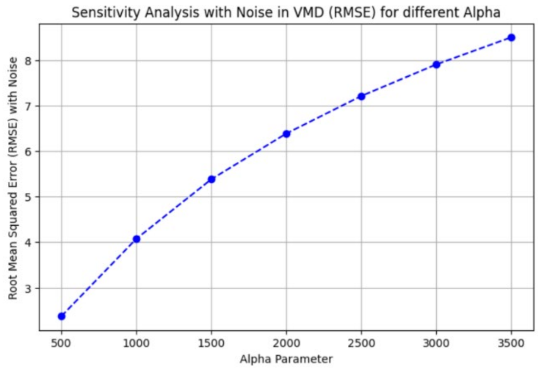
[2] Alternating Direction Method of Multipliers

همچنین زمان حل مدل در نظر گرفته شد و مقادیر ۸ و ۲۰۰۰ به ترتیب برای تعداد مدهای ذاتی و پارامتر تنظیم انتخاب شده است. شکل‌های **۲** تا **۵** نتایج تحلیل حساسیت را نشان می‌دهد. همچنین نمودارهای مربوط به مدهای ذاتی در شکل **۶** و **۷** نشان داده‌شده است.



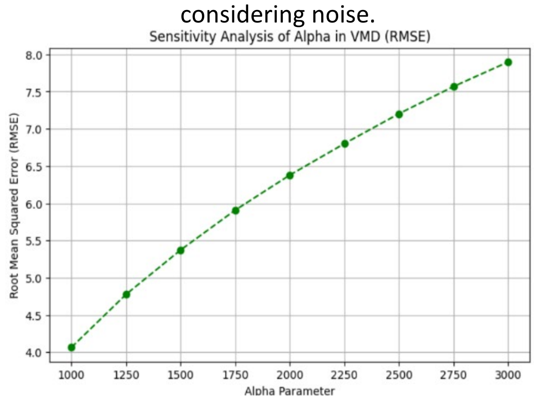

**شکل ۲.** تحلیل حساسیت تعداد مد در حالت عادی.

**Figure 2.** Sensitivity analysis of mode number in normal mode.



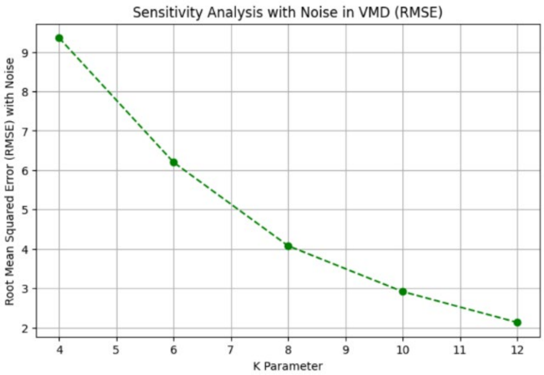

**شکل ۳.** تحلیل حساسیت تعداد مد با در نظر گرفتن نویز.

**Figure 3.** Sensitivity analysis of mode number considering noise.




**شکل ۴.** تحلیل حساسیت پارامتر تنظیم در حالت عادی.

**Figure 4.** Sensitivity analysis of tuning parameter in normal mode.




**شکل ۵.** تحلیل حساسیت پارامتر تنظیم با در نظر گرفتن نویز.

**Figure 5.** Sensitivity analysis of tuning parameter considering noise.

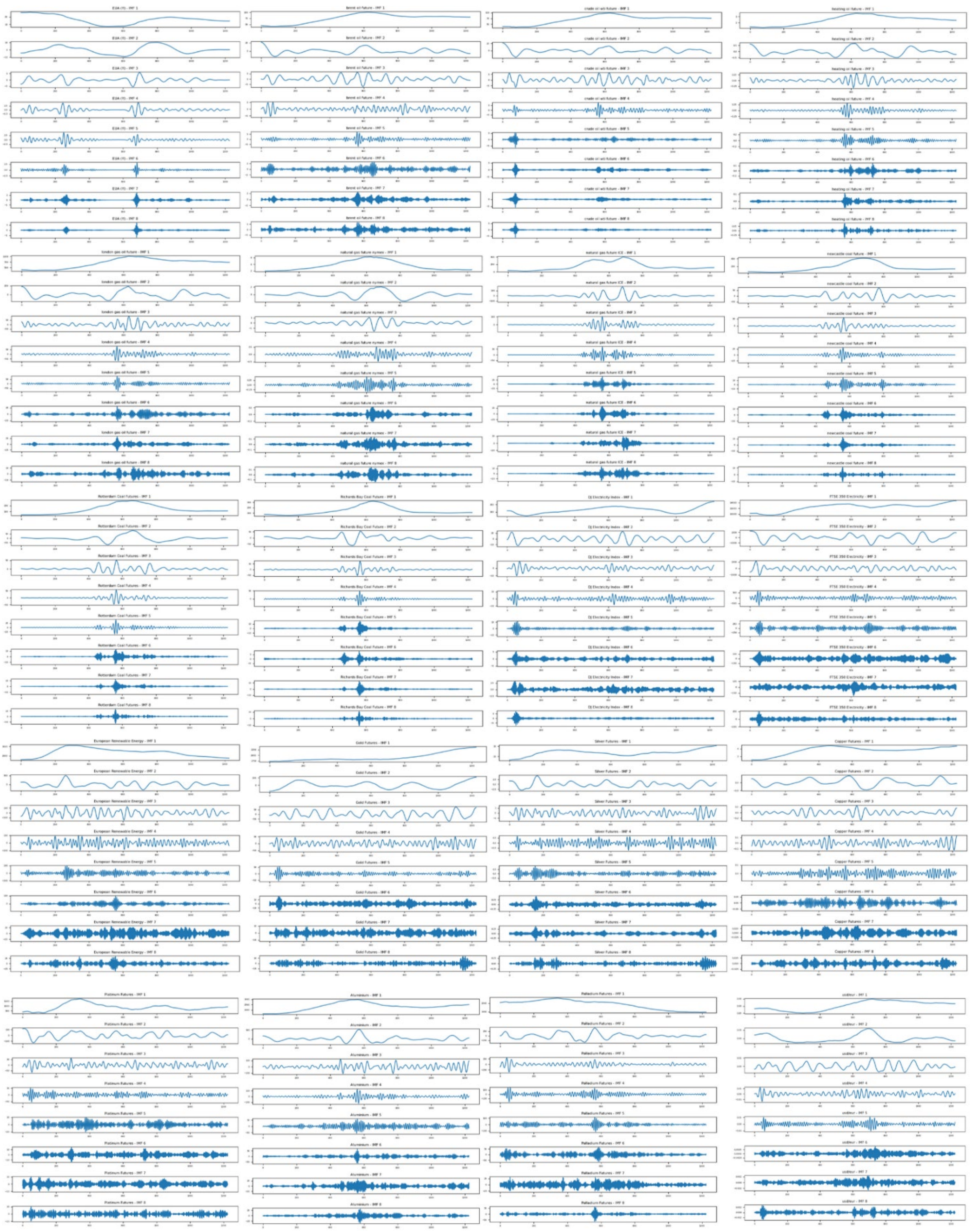
### ۴-۳- ترکیب الگوریتم جنگل تصادفی-حذف بازگشتی ویژگی‌ها[1]

جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری گروهی محبوب است که به‌طور گسترده برای وظایف انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی استفاده می‌شود. برای مسائل دسته‌بندی با نمونه‌های آموزشی کوچک و ابعاد بالا، انتخاب ویژگی نقش مهمی در جلوگیری از مشکلات بیش برازش[2] و بهبود عملکرد دسته‌بندی ایفا می‌کند. یکی از روش‌های پرکاربرد برای انتخاب ویژگی در مسائل با نمونه‌های کوچک، روش حذف بازگشتی ویژگی‌ها است. رویکرد ترکیبی جنگل تصادفی-حذف بازگشتی ویژگی‌ها شامل آموزش مکرر یک مدل جنگل تصادفی، رتبه‌بندی ویژگی‌ها بر اساس اهمیت آن‌ها و سپس حذف کم‌اهمیت‌ترین ویژگی (ها) است. این روند تا رسیدن به تعداد ویژگی‌های موردنظر تکرار می‌شود (Aghakhani et al., 2023). در این پژوهش یک مدل ترکیبی جنگل تصادفی-حذف بازگشتی ویژگی‌ها برای خروجی‌های الگوریتم تجزیه حالت متغیر در نظر گرفته‌شده است. شکل **۸** نمای کلی پژوهش را نشان می‌دهد.

## ۵- نتایج به‌دست‌آمده

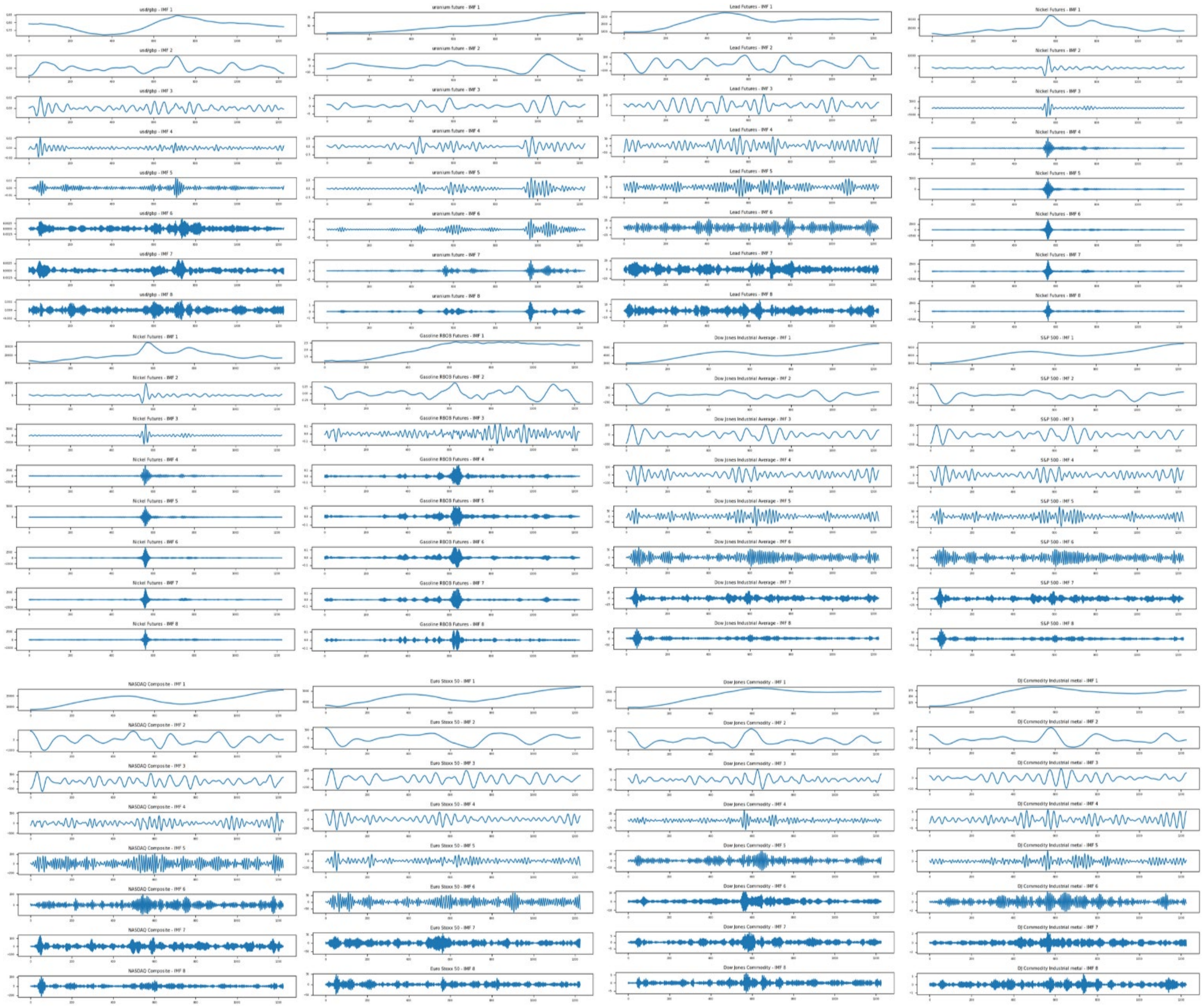
در این پروژه، داده‌های سری زمانی اولیه به‌عنوان ورودی استفاده شدند.

[1] Recursive Feature Elimination-Random Forest (RFE-RF)
[2] Overfitting



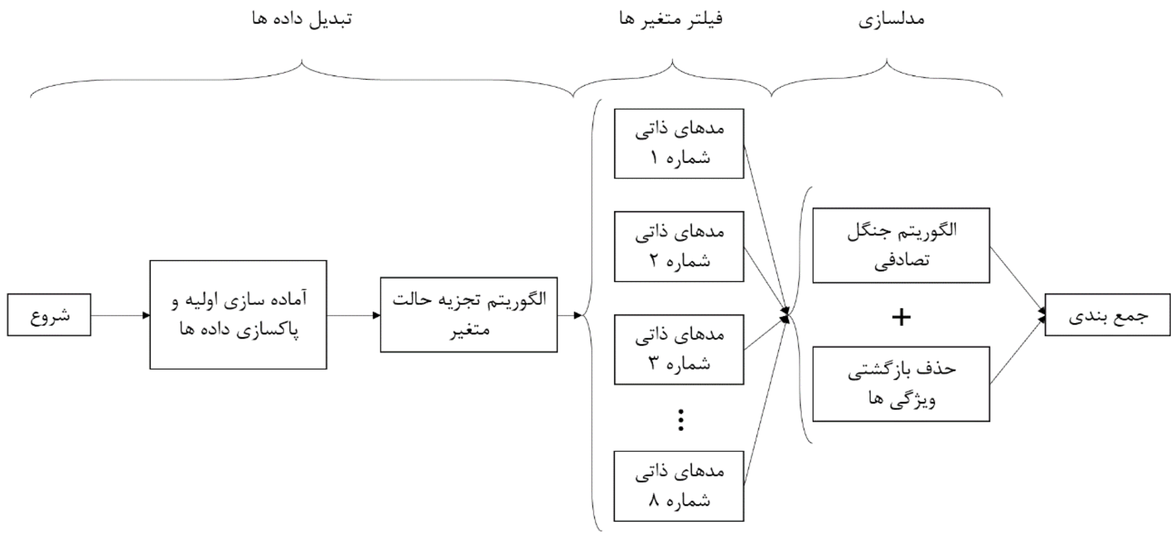
**شکل ۶.** مدهای ذاتی حاصل از روش الگوریتم تجزیه حالت متغیر (اول).

**Figure 6.** Eigenmodes resulting from the variable state decomposition algorithm method (first).



**شکل ۷.** مدهای ذاتی حاصل از روش الگوریتم تجزیه حالت متغیر (دوم).

**Figure 7.** Eigenmodes resulting from the variable state decomposition algorithm method (second).




**شکل ۸.** نمای کلی پژوه.

**Figure 8**. Overview of the survey.

پس از پاک‌سازی داده‌ها شامل حذف ستون‌های غیر مرتبط و مدیریت مقادیر گمشده، این مقادیر با استفاده از روش جایگذاری پیش‌بینانه مبتنی بر مدل میانگین متحرک یکپارچه خود رگرسیون تکمیل شدند. برای استخراج اطلاعات دقیق‌تر از سری زمانی و تحلیل رفتار غیرخطی و چندمقیاسی آن، تکنیک تجزیه حالت متغیر به کار گرفته شد. این روش سری زمانی را به ۸ مد ذاتی تفکیک کرد. هر یک از این مدها اطلاعات مرتبط با بازه‌های زمانی مختلف ازجمله نوسانات کوتاه‌مدت، روندهای میان‌مدت و تغییرات بلندمدت را نمایش می‌دهند. سپس این مدها با توجه به ویژگی‌های فرکانسی‌شان به سه بازه زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت گروه‌بندی شدند. برای کاهش پیچیدگی مدل و بهبود عملکرد پیش‌بینی، از روش حذف بازگشتی ویژگی‌ها همراه با مدل جنگل تصادفی با در نظر گرفتن اعتبار سنجی متقابل کی فولد[1] با مقدار K برابر ۵ برای انتخاب مهم‌ترین ویژگی‌ها استفاده شد. این فرایند به شناسایی متغیرهای تأثیرگذار در هر بازه زمانی کمک کرد. در ادامه، سه مدل پیش‌بینی مجزا برای هر بازه زمانی توسعه یافتند تا عملکرد مدل‌ها در سطوح مختلف نوسانات و روندها ارزیابی شود. نتایج تحلیل نشان داد که مدل در پیش‌بینی سری زمانی میان‌مدت بهترین عملکرد را ارائه داده است. میزان ضریب تعیین $R^2$ در این بازه به ۰/۹۶ رسید و مقدار میانگین مربعات خطا نیز تنها ۰/۰۴۶ بود. این نشان می‌دهد که روندهای میان‌مدت به دلیل نوسانات کمتر و الگوهای پایدارتری، قابلیت پیش‌بینی بالاتری دارند. در بازه بلندمدت، مدل همچنان عملکرد مناسبی داشت و مقدار $R^2$ برابر۰/۸۹ و میانگین مربعات خطا ۰/۰۰۲ به دست آمد؛ اما در بازه کوتاه‌مدت، به دلیل ماهیت پر نوسان و غیرقابل‌پیش‌بینی‌تر، دقت مدل کاهش یافت و $R^2$ برابر ۰/۷۷ و میانگین مربعات خطا ۰/۱۴۳ به ثبت رسید. در هر سه بازه زمانی، مهم‌ترین متغیرها شامل شاخص‌های کالایی مانند فلزات صنعتی، آتی زغال‌سنگ، انرژی (نفت خام و گاز طبیعی) و شاخص‌های مالی مانند نزدیک بودند. این متغیرها ارتباط قوی با نوسانات سری زمانی داشتند و انتخاب دقیق آن‌ها از طریق حذف بازگشتی ویژگی‌ها نقش کلیدی در بهبود دقت مدل‌ها ایفا کرد. همچنین به‌منظور صحت سنجی مدل در کنار روش پیشنهادی از مدل شبکه عصبی بازگشتی (LSTM) نیز استفاده شده است که با توجه به نتایج حاصله در هر سه مقیاس زمانی مدل پیشنهادی عملکرد بهتری از شبکه عصبی اشاره شده داشت (هم در مقادیر خطا و هم در $R^2$). مقادیر $R^2$ برای شبکه عصبی منفی بود و همچنین مقادیر خطا نیز تقریبا دو برابر مدل پیشنهادی بود. این تحلیل نشان می‌دهد که استفاده از تکنیک‌های زمان-فرکانس (مانند تجزیه حالت متغیر) و انتخاب ویژگی هوشمندانه می‌تواند به بهبود پیش‌بینی در بازه‌های زمانی مختلف کمک کند. همچنین مشخص شد که روندهای میان‌مدت و بلندمدت، به دلیل پایداری بیشتر، پیش‌بینی‌پذیری بالاتری دارند، درحالی‌که نوسانات کوتاه‌مدت چالش‌های بیشتری برای مدل‌سازی ایجاد می‌کنند. جداول **۵** الی **۷** نتایج نهایی تحلیل را نشان می‌دهند.

**جدول ۵.** نتایج مربوط به مقیاس زمانی کوتاه‌مدت

**Table 5.** Results for the short-term time scale

| متغیر | درجه اهمیت |
|---|---|
| natural gas future nymex | ۰/۲۲۱ |
| DJ Commodity Industrial metal | ۰/۲۱۹ |
| newcastle coal future | ۰/۱۹۹ |
| Palladium Futures | ۰/۱۸۱ |
| Copper Futures | ۰/۱۷۹ |
| $R^2$ | ۰/۹۷۷۴ |
| MSE | ۰/۰۰۰۱۷ |
| MAE | ۰/۰۰۷ |
| RMSE | ۰/۰۱۳ |

**جدول ۶.** نتایج مربوط به مقیاس زمانی میان‌مدت

**Table 6.** Results for the medium-term time scale

| متغیر | درجه اهمیت |
|---|---|
| natural gas future nymex | ۰/۱۶۴ |
| crude oil wti future | ۰/۱۵۷ |
| uranium future | ۰/۱۵۵ |
| Gold Futures | ۰/۱۵۰ |
| newcastle coal future | ۰/۱۴۲ |
| $R^2$ | ۰/۹۷۷۳ |
| MSE | ۰/۰۰۰۲۶ |
| MAE | ۰/۰۰۸ |
| RMSE | ۰/۰۱۶ |

[1] K-Fold Cross Validation

**جدول ۷.** نتایج مربوط به مقیاس زمانی بلندمدت

**Table 7.** Results for the long-term time scale

| متغیر | درجه اهمیت |
|---|---|
| Euro Stoxx 50 | ۰/۱۱۸ |
| Rotterdam Coal Futures | ۰/۱۱۳ |
| Copper Futures | ۰/۱۰۸ |
| Silver Futures | ۰/۱۰۶ |
| brent oil future | ۰/۱۰۱ |
| $R^2$ | ۰/۹۷۵۲ |
| MSE | ۱/۱ |
| MAE | ۰/۰۰۱ |
| RMSE | ۰/۰۰۳ |

در این پژوهش، با استفاده از روش‌های پیشرفته مانند تجزیه حالت متغیر و حذف بازگشتی ویژگی‌ها در ترکیب با مدل جنگل تصادفی، تلاش شد تا به تحلیل و پیش‌بینی نوسانات قیمت کمک‌هزینه‌های اتحادیه اروپا پرداخته شود. با پردازش و پیش‌بینی مقادیر مفقوده داده‌ها از طریق مدل میانگین متحرک یکپارچه خود رگرسیون داده‌های گمشده، یک دیتا فریم پاک‌سازی‌شده ایجاد شد. سپس با تفکیک داده‌ها به چند مقیاس زمانی مختلف (کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت) و استخراج ویژگی‌ها از اجزای فرکانسی سری‌های زمانی، پیش‌بینی دقیق‌تری برای قیمت‌ها به‌دست‌آمده آورده شد.

## ۶- نتیجه‌گیری

در مرحله بعدی، از مدل جنگل تصادفی برای شبیه‌سازی تأثیر ویژگی‌های مختلف بر متغیر وابسته استفاده شد و با به‌کارگیری حذف بازگشتی ویژگی‌ها ویژگی‌های برتر انتخاب شدند. نتایج نشان داد که در مقیاس‌های زمانی مختلف، ویژگی‌هایی مانند شاخص صنعتی داوجونز، شاخص سهام اروپا و گاز طبیعی از اهمیت بالایی برخوردار بودند. به‌ویژه در مقیاس زمانی میان‌مدت و کوتاه‌مدت، مدل موفق به پیش‌بینی‌های دقیق‌تری با $R^2$ بالاتر از ۰/۹۹۷ و میانگین مربعات خطا کمتر از ۰/۰۵ و ریشه میانگین مربعات خطا کمتر از ۰/۰۲ رسید که نشان‌دهنده قدرت بالای مدل در شبیه‌سازی رفتار قیمت‌ها است. نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌های مختلف نشان می‌دهد که پیش‌بینی نوسانات قیمت کمک‌هزینه اتحادیه اروپا با استفاده از این رویکردهای ترکیبی، می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر و به‌موقع در زمینه سیاست‌گذاری و سرمایه‌گذاری کمک کند.

برای پژوهش‌های پیش رو پیشنهاد می‌شود از مدل‌های دیگر نظیر ایکس جی بوست در کنار حذف بازگشتی ویژگی‌ها استفاده شود، همچنین می‌توان دامنه انتخاب ویژگی‌ها را بیشتر نمود و بررسی نمود که در صورت افزایش تعداد ویژگی‌ها و استفاده از ویژگی‌ها جدید چه اثری بر پیش‌بینی مدل خواهد داشت، همچنین می‌توان با توجه به شرایط ژئوپلیتیکی و سایر بحران‌های جهانی سناریوهای مختلف را نیز برای بررسی عملکرد مدل مورد آزمایش قرار داد.

## مشارکت‌های نویسندگان

همه نویسندگان در مقاله نقش و سهم یکسان داشته‌اند.

## تضاد منافع

نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ‌گونه تضاد منافع مرتبط با تحقیق حاضر ندارند و نتایج به‌صورت بی‌طرفانه و بدون دخالت منافع شخصی یا حرفه‌ای به‌دست‌آمده است.

## قدردانی

نویسندگان از عوامل اجرایی نشریه مهندسی سیستم و بهره‌وری و همچنین داوران محترم که کیفیت این مقاله را افزایش دادند، قدردانی می‌نمایند.

## مراجع

Adekoya, O. B., Oliyide, J. A., & Noman, A. (2021). The volatility connectedness of the EU carbon market with commodity and financial markets in time-and frequency-domain: The role of the US economic policy uncertainty. *Resources Policy, 74*, Article 102252. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102252

Adediran, I. A., Adegoke, Y. O., & Salawudeen, A. (2024). Have precious metals lost their protective powers during COVID-19 and the Russia-Ukraine war? *Energy Research Letters, 5*(4), Article 2541. https://doi.org/10.46557/001c.92541

Aghakhani, A., Shoshtarian Malak, J., Karimi, Z., Vosoughi, F., Zeraati, H., & Yekaninejad, M. S. (2023). Predicting the COVID-19 mortality

Dhamija, A. K., Yadav, S. S., & Jain, P. K. (2018). Volatility spillover of energy markets into EUA markets under EU ETS: A multi-phase study. *Environmental Economics and Policy Studies, 20*(3), 561–591. https://doi.org/10.1007/s10018-017-0206-5

Dragomiretskiy, K., & Zosso, D. (2013). Variational mode decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing, 62*(3), 531–544. https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2288675

Duan, K., Ren, X., Shi, Y., Mishra, T., & Yan, C. (2021). The marginal impacts of energy prices on carbon price variations: Evidence from a quantile-on-quantile approach. *Energy Economics, 95*, Article 105131. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105131

Dutta, A., Jalkh, N., Bouri, E., & Dutta, P. (2020). Assessing the risk of the European Union carbon allowance market: Structural breaks and forecasting performance. *International Journal of Managerial Finance, 16*(1), 49–60. https://doi.org/10.1108/IJMF-01-2019-0045

Energy, I. E. A. (2015). *Climate change: World energy outlook special briefing for COP21*. International Energy Agency.

European Commission. (2018). Revision for phase 4 (2021–2030). https://ec.europa.eu/clima/policies/ets/revision_en

European Commission. (2019). 2030 climate & energy framework. https://ec.europa.eu/clima/policies/strategies/2030_en

Farajian, P., & Farajian, N. (2022). Forecasting global iron ore prices using neural networks. *System Engineering and Productivity, 2*(3), 113–126. https://doi.org/10.22034/sep.2022.243419

Flachsland, C., Wolff, C., Schmid, L. K., Leipprand, A., Koch, N., Kornek, U., & Pahle, M. (2017). *Decarbonization and EU ETS reform: Introducing a price floor to drive low-carbon investments* (Policy paper). Mercator Research Institute on Global Commons and Climate Change.

Gong, X., Shi, R., Xu, J., & Lin, B. (2021). Analyzing spillover effects between carbon and fossil energy markets from a time-varying perspective. *Applied Energy, 285*, Article 116384. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116384

Huang, W., Wang, H., & Wei, Y. (2023). Do energy prices or macroeconomic indicators affect among Iranian patients using tree-based models: A cross-sectional study. *Health Science Reports, 6*(5), Article e1279. https://doi.org/10.1002/hsr2.1279

Ahmad, R., Awais, M., Kausar, N., Tariq, U., Cha, J. H., & Balili, J. (2023). Leukocytes classification for leukemia detection using quantum inspired deep feature selection. *Cancers, 15*(9), Article 2507. https://doi.org/10.3390/cancers15092507

Aslam, F., Ali, I., Amjad, F., Ali, H., & Irfan, I. (2023). On the inner dynamics between fossil fuels and the carbon market: A combination of seasonal-trend decomposition and multifractal cross-correlation analysis. *Environmental Science and Pollution Research, 30*(10), 25873–25891. https://doi.org/10.1007/s11356-022-23924-7

Ban, Y., Liu, C., Yang, F., Guo, N., Ma, X., Sui, X., & Huang, Y. (2023). Failure identification method of sound signal of belt conveyor rollers under strong noise environment. *Electronics, 13*(1), Article 34. https://doi.org/10.3390/electronics13010034

Burtraw, D., & Themann, M. (2019). *Pricing carbon effectively: Lessons from the European Emissions Trading System* (Report). Resources for the Future. https://media.rff.org/documents/PricingCarbonEffectively_Report_1.pdf

Chevallier, J. (2009). Carbon futures and macroeconomic risk factors: A view from the EU ETS. *Energy Economics, 31*(4), 614–625. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2009.02.008

Chevallier, J., Nguyen, D. K., & Reboredo, J. C. (2019). A conditional dependence approach to CO2-energy price relationships. *Energy Economics, 81*, 812–821. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.05.010

Chen, X., & Zhong, J. (2024). Impacts of external factors on EUA price volatility in EU Emission Trading System. *Environment, Development and Sustainability*. Advance online publication. https://doi.org/10.1007/s10668-024-04631-3

Clara, S. D. (2018). EU ETS phase IV reform: Implications for system functioning and for the carbon price signal. *Carbon & Climate Law Review, 12*(2), 121–132. https://doi.org/10.21552/cclr/2018/2/6

Creti, A., Jouvet, P. A., & Mignon, V. (2012). Carbon price drivers: Phase I versus Phase II equilibrium? *Energy Economics, 34*(1), 327–334. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2011.11.001

*in engineering and sciences* (pp. 85–97). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-57422-2_6

Salehi, E., Kazemi, M., Mahmoudi, R., Esmaeili, M., & Shirin, H. (2024). Pathology of research activities in South Khorasan Province Gas Company using Analytical Hierarchy Process (AHP) and statistical analysis methods. *System Engineering and Productivity, 3*(4), 1–35. https://doi.org/10.22034/msb.2024.2025149.1197

Salmani Bideskan, H., Babaei, P., & Gaini, A. (2023). Ridge regression analysis in modeling body mass index (BMI) of firefighters by examining the problem of multiple collinearity of independent variables (Case study: Mashhad Fire and Safety Services Organization). *System Engineering and Productivity, 3*(2), 89–106. https://doi.org/10.22034/msb.2023.709554 (In Persian)

Senan, E. M., Al-Adhaileh, M. H., Alsaade, F. W., Aldhyani, T. H., Alqarni, A. A., Alsharif, N., ... & Alzahrani, M. Y. (2021). Diagnosis of chronic kidney disease using effective classification algorithms and recursive feature elimination techniques. *Journal of Healthcare Engineering, 2021*, Article 1004767. https://doi.org/10.1155/2021/1004767

Tan, X., Sirichand, K., Vivian, A., & Wang, X. (2020). How connected is the carbon market to energy and financial markets? A systematic analysis of spillovers and dynamics. *Energy Economics, 90*, Article 104870. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2020.104870

Wang, J., Guo, X., Tan, X., Chevallier, J., & Ma, F. (2023). Which exogenous driver is informative in forecasting European carbon volatility: Bond, commodity, stock or uncertainty? *Energy Economics, 117*, Article 106419. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2022.106419

Zhang, Y., & Shen, X. (2023). Parameter adaptive analysis of rolling bearing fault based on QGA optimization. In *Second International Conference on Optoelectronic Information and Computer Engineering (OICE 2023)* (Vol. 12752, pp. 14–21). SPIE. https://doi.org/10.1117/12.2691194

Zhang, Z. (2024). The impact of blockchain technology on financial markets and its future trends: An economic perspective based on data analysis. *Modern Management Science & Engineering, 6*(1), 205–215.

carbon prices? *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.4326096

Jiménez-Rodríguez, R. (2019). What happens to the relationship between EU allowances prices and stock market indices in Europe? *Energy Economics, 81*, 13–24. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.03.002

Li, P., Zhang, H., Yuan, Y., & Hao, A. (2021). Time-varying impacts of carbon price drivers in the EU ETS: A TVP-VAR analysis. *Frontiers in Environmental Science, 9*, Article 651791. https://doi.org/10.3389/fenvs.2021.651791

Li, W., Yu, K., Feng, C., & Zhao, D. (2019). Molecular subtypes recognition of breast cancer in dynamic contrast-enhanced breast magnetic resonance imaging phenotypes from radiomics data. *Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2019*, Article 6978650. https://doi.org/10.1155/2019/6978650

Liu, J., Hu, Y., Yan, L. Z., & Chang, C. P. (2023). Volatility spillover and hedging strategies between the European carbon emissions and energy markets. *Energy Strategy Reviews, 46*, Article 101058. https://doi.org/10.1016/j.esr.2023.101058

Liu, S. (2024). Dynamic correlations between carbon futures and energy futures markets. *Advances in Economics, Management and Political Sciences, 91*, 120–129. https://doi.org/10.54254/2754-1169/91/20241086

Lovcha, Y., Perez-Laborda, A., & Sikora, I. (2022). The determinants of CO2 prices in the EU emission trading system. *Applied Energy, 305*, Article 117903. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117903

Lutz, B. J., Pigorsch, U., & Rotfuß, W. (2013). Nonlinearity in cap-and-trade systems: The EUA price and its fundamentals. *Energy Economics, 40*, 222–232. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.05.022

Minocha, S., & Singh, B. (2022). A nascent technique for cultivated feature selection using evolutionary computation algorithms. *Trends in Sciences, 19*(12), Article 4588. https://doi.org/10.48048/tis.2022.4588

Pinto, R. S., Costa, M. F. P., Costa, L. A., & Gaspar-Cunha, A. (2021). A neuroevolutionary approach to feature selection using multiobjective evolutionary algorithms. In *Advances in evolutionary and deterministic methods for design, optimization and control*